가상센서 기술을 이용한 산업용 연소설비의 배기가스 계측

에너지를 가장 많이 사용하는 장치인 보일러나 가열로 등의 산업용 연소설비에서 연료 사용량을 줄이고 환경오염물질을 저감하기 위해서는 연소설비의 굴뚝에서 배출되는 배기가스의 산소와 일산화탄소를 모니터링 하면서 적정량의 연소용 공기를 주입하여야 한다.

하지만 대부분의 설비가 온라인 하드웨어 분석기 없이 산소와 일산화탄소의 배출 농도를 모른 채 블라인드 운전하고 있다. 이로 인해 연소효율이 낮아서 연료의 과잉 사용과 환경오염물질의 과다 배출이 발생한다. 우리나라는 1~3 종 연소설비의 97%[1](약 50,000 기)가 온라인 하드웨어 분석기가 없다.

표 1. 우리나라 연소설비의 배기가스 측정 배출구 수

구분		1종	2종	3종	합계
배출구 수	전체	25,652	12,589	10,264	**48,505**
	분석기 부착	1,370	93	10	**1,473(3%)**

배기가스의 온라인 하드웨어 분석기의 가격이 수 억 원 대로 비싼 것이 문제다. 특히 국산화율[2]이 매우 낮아 대부분 수입에 의존하기 때문이다. 배기가스의 온라인 하드웨어 분석기가 설치되어 있다고 하더라도, 하드웨어 분석기의 고장이 잦아서 사용률이 낮고, 분석 오차가 크고 신호 노이즈가 심해서 연소효율 계산이나 자동제어를 어렵게 한다.

본 고를 통해 데이터 기반의 머신러닝 기법을 이용한 배기가스 가상센서(Virtual Sensor)를 제안하며, 이를 통해 연소설비의 연료 사용량을 줄이고, 환경오염물질의 저감을 기대한다.

1. 가상센서

가상센서란 물리적인 센서 설치 없이 측정하고자 하는 상태를 예측하는 기술로 IoT 의 발전과 빅 데이터의 수집이 가능해지면서 제안된 소프트웨어 기술이다. 공장에서의 가상센서란 온도, 유량, 압력, 암페어와 같은 물리적인

[1] 환경부, 2017

[2] 환국환경공단, 2012

측정 항목	총 개수	국산	외산	국산 비율
먼지	944	294	650	31.1%
SO2	504	0	504	0.0%
NOX	957	0	957	0.0%
CO	403	0	403	0.0%
O2	981	115	866	11.7%

Copyright 2019 by TechDas. All rights reserved.

센서가 만들어낸 데이터를 결합하여 제품 품질이나 환경 오염물질 농도를 예측하는 소프트웨어 센서를 말한다. 공장 운전 데이터와 실험값 간의 패턴을 머신러닝 알고리즘으로 파악하여 공장 운전에 필요한 2 차적 성질을 예측한다. 가상센서는 고정식 온라인 하드웨어 분석기를 대체하거나, 분석기의 활용도를 높이는데 적용된다.

- 고가의 분석기를 대체
- 고장이 잦은 분석기를 백업
- 신호 노이즈를 개선

PTOP-Sensor™는 머신러닝 기법을 이용하여 가상센서를 구현하고, 이를 기반으로 제품의 품질이나 배기가스의 함량이 규격을 만족하도록 제어 가이드를 제공하는 플랫폼이다. PTOP-Sensor™ 는 실시간 데이터 저장 장치(Data Historian)로부터 운전 데이터를 수집하고, 데이터의 전처리, 계측센서의 고장진단, 가상센서 머신러닝, 제어점 도출 등의 알고리즘을 실행하고, 최종적으로 운전자용 HMI 에 결과를 출력한다.

그림 1. 가상센서 계측 및 제어 솔루션 PTOP-Sensor™ 실행 절차

2. 머신러닝 기술

PTOP-Sensor™가 제공하는 머신러닝 기법으로 공정이 비선형성이 클 때 적합한 인공신경망(ANN)과 선형 특성이 강할 때 적합한 부분최소자승법(PLS) 두 가지를 사용한다. 여기에 공정이 갖는 시간차 동특성을 반영하기 위하여 ARX(Auto-Regressive eXogenous) 개념을 적용한다. ARX-ANN 모델을 이용한 배기가스 CO 가상센서의 개념도는 아래 그림과 같다.

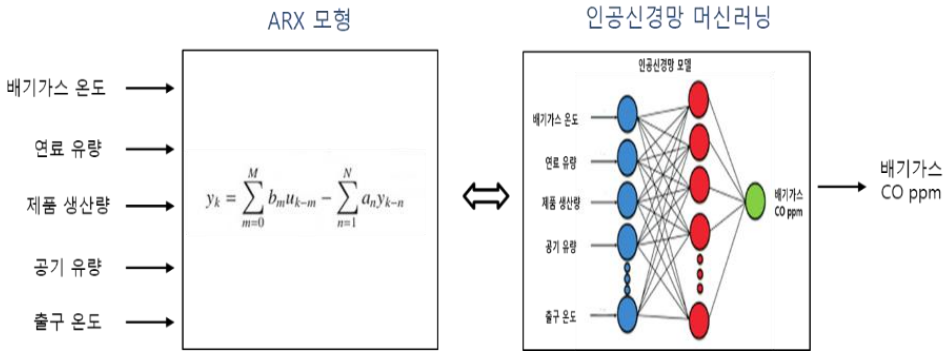

그림 2. ARX-ANN 모델을 이용한 배기가스 CO 가상센서 개념도

가상센서 모델의 입력변수 아래 그림과 같이 각 변수 간의 상관계수를 구하고, 가상센서의 변수에 대해 상관계수의 절대값이 큰 변수들로 결정한다. 그림에서 상관계수가 클수록 색을 진하게 표시하였다. 부호가 음수인 것은 반대 상관관계를 가짐을 의미한다.

Copyright 2019 by TechDas. All rights reserved.

	Load	Main STM F	BFG %	FOG %	Air F	Spray WTR	GAH_O T2	GAH_O T	Stack T	Stack Gas F	Zr A	Zr_B	TDLS_A	TDLS_B	TDLS_CO	GAH_In_T	STACK_O2	GAH_In_Air T
Load	1.000	0.758	-0.464	0.478	0.735	0.026	-0.013	-0.106	0.001	0.028	0.110	0.050	0.304	-0.057	-0.307	0.210	0.262	-0.092
Main STM F	0.758	1.000	-0.197	0.207	0.914	0.286	0.121	0.108	0.169	0.205	-0.133	0.193	0.022	-0.176	-0.081	0.450	-0.110	-0.014
BFG %	-0.464	-0.197	1.000	-0.990	-0.282	0.345	0.413	0.754	0.500	0.334	-0.380	-0.003	-0.565	-0.144	0.442	0.623	-0.718	0.281
FOG %	0.478	0.207	-0.990	1.000	0.255	-0.317	-0.353	-0.690	-0.440	-0.304	0.398	0.077	0.587	0.147	-0.474	-0.589	0.713	-0.293
Air F	0.735	0.914	-0.282	0.255	1.000	0.159	-0.043	-0.102	-0.008	0.073	-0.010	0.095	0.134	-0.106	-0.137	0.313	0.088	-0.001
Spray WTR	0.026	0.286	0.345	-0.317	0.159	1.000	0.422	0.520	0.470	0.526	-0.132	0.233	-0.263	-0.047	0.058	0.597	-0.413	0.295
GAH_O T2	-0.013	0.121	0.413	-0.353	-0.043	0.422	1.000	0.748	0.983	0.707	-0.317	0.419	-0.303	-0.077	0.229	0.577	-0.486	0.512
GAH_O T	-0.106	0.108	0.754	-0.690	-0.102	0.520	0.748	1.000	0.831	0.610	-0.344	0.335	-0.447	-0.101	0.286	0.839	-0.691	0.454
Stack T	0.001	0.169	0.500	-0.440	-0.008	0.470	0.983	0.831	1.000	0.730	-0.350	0.412	-0.359	-0.086	0.254	0.680	-0.557	0.551
Stack Gas F	0.028	0.205	0.334	-0.304	0.073	0.526	0.707	0.610	0.730	1.000	-0.278	0.299	-0.252	0.018	0.169	0.530	-0.470	0.570
Zr A	0.110	-0.133	-0.380	0.398	-0.010	-0.132	-0.317	-0.344	-0.350	-0.278	1.000	0.130	0.506	0.129	-0.619	-0.324	0.593	-0.158
Zr B	0.050	0.193	-0.003	0.077	0.095	0.233	0.419	0.335	0.412	0.299	0.130	1.000	0.195	0.077	-0.152	0.265	0.036	0.042
TDLS_A	0.304	0.022	-0.565	0.587	0.134	-0.263	-0.303	-0.447	-0.359	-0.252	0.506	0.195	1.000	0.146	-0.496	-0.406	0.703	-0.306
TDLS_B	-0.057	-0.176	-0.144	0.147	-0.106	-0.047	-0.077	-0.101	-0.086	0.018	0.129	0.077	0.146	1.000	-0.117	-0.166	0.214	0.111
TDLS_CO	-0.307	-0.081	0.442	-0.474	-0.137	0.058	0.229	0.286	0.254	0.169	-0.619	-0.152	-0.496	-0.117	1.000	0.246	-0.638	0.164
GAH_In_T	0.210	0.450	0.623	-0.589	0.313	0.597	0.577	0.839	0.680	0.530	-0.324	0.265	-0.406	-0.166	0.246	1.000	-0.616	0.337
STACK_O2	0.262	-0.110	-0.718	0.713	0.088	-0.413	-0.486	-0.691	-0.557	-0.470	0.593	0.036	0.703	0.214	-0.638	-0.616	1.000	-0.288
GAH_In_Air T	-0.092	-0.014	0.281	-0.293	-0.001	0.295	0.512	0.454	0.551	0.570	-0.158	0.042	-0.306	0.111	0.164	0.337	-0.288	1.000

그림 3. 변수 간의 영향 정도를 파악하는 상관계수 표

3. 가상센서 고장진단

온도 샘플링 라인의 막힘, 전선의 단락, 접속 불량, 센서 파울링, 센서 단절, 유틸리티 차단, 프로브 부식 열화, DB 결함 등에 의해 측정 센서는 수시로 고장을 일으킨다. 측정 센서가 고장으로 인해 실제와 다른 값을 출력하면 이 값을 받아 계산하는 가상센서도 실제와 다른 값을 출력한다. 따라서 측정 센서의 고장을 미리 식별하고 보정하는 과정이 필요하다.

측정 센서의 가상센서 예측 값과 실제 측정 값의 차이를 통해 측정 센서의 고장 여부를 식별한다. 이를 잔차 분석(Residual Analysis)법이라고 한다. 잔차 분석법에서는 정상적인 상태의 데이터로 측정 센서의 가상센서를 만들고, 이를 통해 예측한 값과 실제 측정 센서의 측정값 간의 차이가 크면 해당 측정 센서를 고장으로 판단한다. 측정센서의 가상센서 개발에 사용했던 정상 데이터를 기준으로 표준편차 σ를 구하고, 보통 3σ를 적용하여 고장을 식별한다.

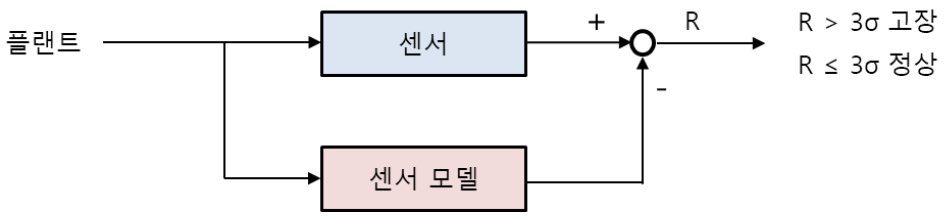

그림 4. 센서 고장진단 로직

잔차 분석 기법은 패턴인식 기법을 적용하여 데이터 속에 존재하는 패턴을 찾아내고, 새로운 데이터가 입력되었을 때 찾아낸 패턴 모델을 이용하여 향후의 거동을 예측하는 기술이다.

Copyright 2019 by TechDas. All rights reserved.

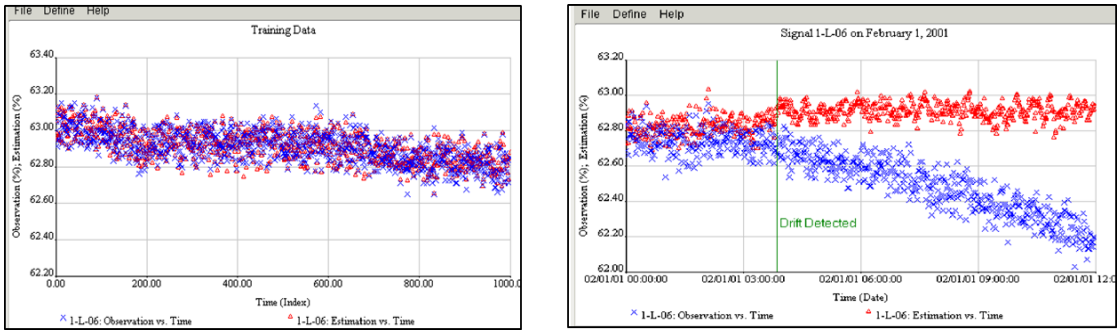

그림 5. 정상 센서(좌)와 고장 센서(우)

아래 그림은 제철소 부생가스 보일러의 배기가스 측정 센서의 고장을 진단한 사례이다. MAIN_STEAM_FLOW(주증기 유량)이 비정상적으로 큰 1,000 톤/시간으로 측정되어 주증기 유량 자신을 포함하여 네 개의 측정 센서가 시그마 수준이 크게 증가하였다. 특히 AIR_FLOW(연소용 공기 유량)가 시그마 수준이 71.92 로 가장 컸다. 이 때 배기가스 O2 농도는 -5.3 으로 역시 비정상적인 값을 예측했다.

네 개의 측정 센서에 대해 고장 진단 알고리즘을 적용하여 주증기 유량이 고장임을 찾아냈고, 가상센서 예측값 318.660 을 부여하였다. 결과적으로 나머지 측정 센서들 모두가 정상으로 되돌아왔고 O2 가상센서도 정상 범위인 1.438 을 제시하여 측정값 1.500 과 유사하였다.

	TAG	실측값	예측값	Sigma	상태
0	SAH_INLET_AIR_TEMP	25.000	22.397	0.646	정상
1	GAH_INLET_GAS_TEMP	302.000	421.550	40.99	고장
2	GAH_OUTLET_GAS_TEMP__A	170.000	172.409	1.607	정상
3	STACK_O2	4.600	4.201	1.081	정상
4	MAIN_STEAM_FLOW	1000.000	318.660	67.51	고장
5	BFG 입열량	52860.000	50242.781	0.210	정상
6	FOG 입열량	155664.000	601877.830	57.63	고장
7	TOTAL_AIR_FLOW	221.975	581.594	71.92	고장
8	TDLS_O2_A	1.500	-5.380	NaN	정상

	TAG	실측값	예측값	Sigma	상태
0	SAH_INLET_AIR_TEMP	25.000	22.397	0.646	정상
1	GAH_INLET_GAS_TEMP	302.000	303.028	0.353	정상
2	GAH_OUTLET_GAS_TEMP__A	170.000	172.409	1.607	정상
3	STACK_O2	4.600	4.201	1.081	정상
4	MAIN_STEAM_FLOW	1000.000	318.660	67.51	고장
5	BFG 입열량	52860.000	50242.781	0.210	정상
6	FOG 입열량	155664.000	154781.063	0.114	정상
7	TOTAL_AIR_FLOW	221.975	228.907	1.386	정상
8	TDLS_O2_A	1.500	1.438	NaN	정상

그림 6. 보일러 배기가스 측정 센서 고장진단 사례

4. 정확성 목표

모든 물리적인 하드웨어 측정기들이 정확성 기준이 있듯이 가상센서도 정확성 목표를 갖는다. 가상센서의 정확성은 온라인 하드웨어 분석기의 신호 노이즈와 관련된다. 노이즈는 센서 자체의 결함이 원인일 수도 있고, 샘플링 계의 동적인 변화 때문일 수도 있다. 어쨌든 노이즈는 측정하고자 하는 계의 대표값이 아니므로 모델에 포함되지 않는 것이 좋으며, 실제 모델되기도 어렵다. 앞에서 거론하였듯이 노이즈는 예측 불가능한 현상이므로 노이즈를 모델에 학습하는 것을 과잉학습으로 간주하고 이를 방지하여야 한다.

PTOP-Sensor™는 노이즈의 1.5 배 크기를 가상센서의 정확성 목표로 설정한다. 같은 항목의 가상센서라고 하더라도 노이즈가 크면 그만큼 정확한 예측이 어렵기 때문이다. 다수의 임의의 샘플 데이터에 대해 90% 이상이 이 기준을 만족하면 정확성을 달성한 것으로 평가한다. 참고로 아래의 O2 분석기는 노이즈 분포가 0.4 ~ 0.6%이므로, 가상센서의 정확성 목표는 노이즈 평균 0.5%의 1.5 배인 0.75%이다.

Copyright 2019 by TechDas. All rights reserved.

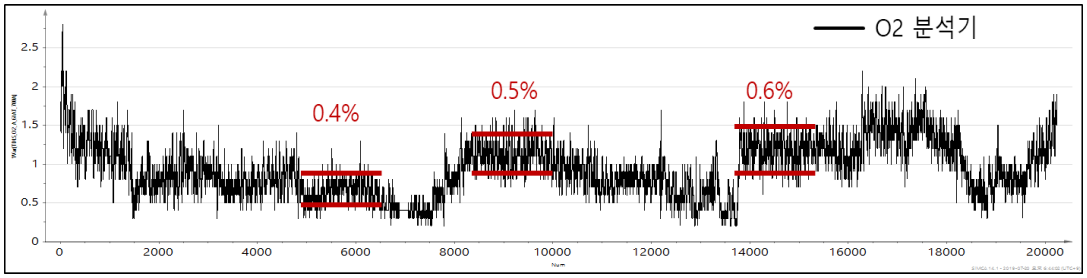

그림 7. 배기가스 O2 분석기 노이즈 예시

배기가스 가상센서는 머신러닝 기술 중에서 가장 성공적인 분야의 하나로 이미 미국 환경보호국에서는 PS-16 조를 통해 정확성 규격을 제정하여 시행하고 있다. 대표적인 규격은 아래 표와 같다.

표 2. 미국 환경보호국 PS-16 조의 정확성 규격

항목 구분/함량	정확성 목표	근거
100ppm 이상	상대오차 10% 이내	미국 환경보호국 PS-16조
10~100ppm	상대오차 20% 이내	
10ppm 이하	2 ppm 이내	

5. 초기 배기가스 성분 데이터 확보

가상센서 개발을 위해 머신러닝에 필요한 초기 배기가스 성분 분석값은 다음의 두 가지 방법으로 구한다.

1) 고정식 온라인 하드웨어 분석기의 데이터 선별

하드웨어 분석기 신설 또는 검·교정 직후 초기에는 비교적 정확한 데이터를 얻을 수 있으므로 이 기간 동안의 데이터를 선별하여 확보한다. 최소 1 개월의 데이터가 필요하다. 이렇게 개발한 가상센서는 하드웨어 분석기의 고장을 식별하고, 고장 시에 하드웨어 분석기를 대신한다.

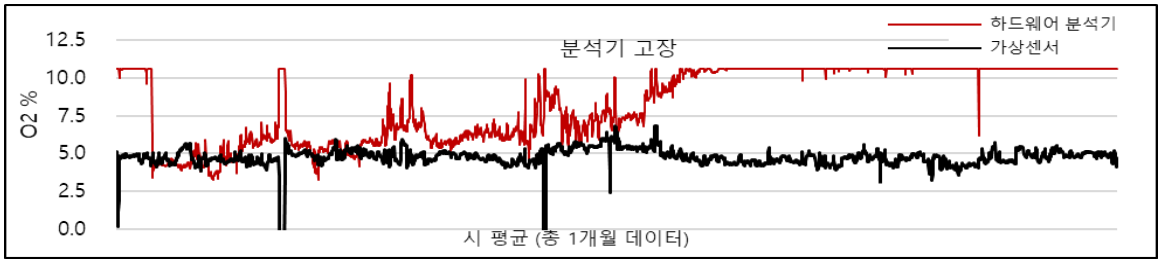

그림 8. 온라인 하드웨어 분석기 사용

2) 이동식 하드웨어 분석기를 설치하여 데이터 수집

고정식 온라인 하드웨어 분석기 대신에 하드웨어 분석기를 잠정 설치하여 머신러닝에 필요한 배기가스 분석 데이터를 수집한다. 1~3 개월 정도의 데이터 수집이 필요하며, 고정식 하드웨어 분석기 비용의 50%이내에서 적용 가능하다. ㈜테크다스는 국내 분서기업체와 현재 준비 중임)

Copyright 2019 by TechDas. All rights reserved.

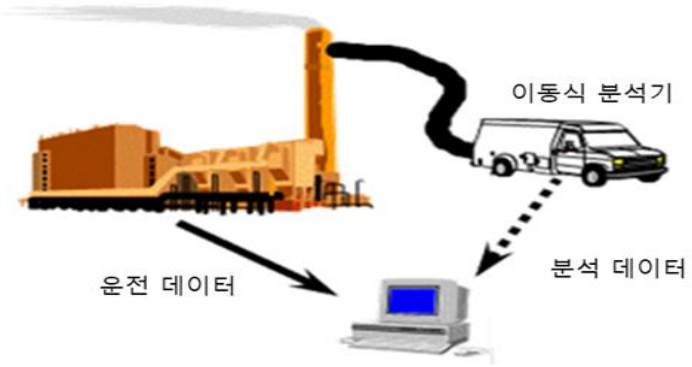

그림 9. 이동식 하드웨어 분석기 사용

6. 사례 연구

PTOP-Sensor™를 이용한 배기가스 가상센서 사례이다. LNG 또는 부생가스를 사용하는 복합발전소, 스팀 보일러, 가열로에 대한 사례로서 배기가스 중 산소의 농도의 가상센서가 온라인 하드웨어 분석기를 정확하게 예측함을 알 수 있다.

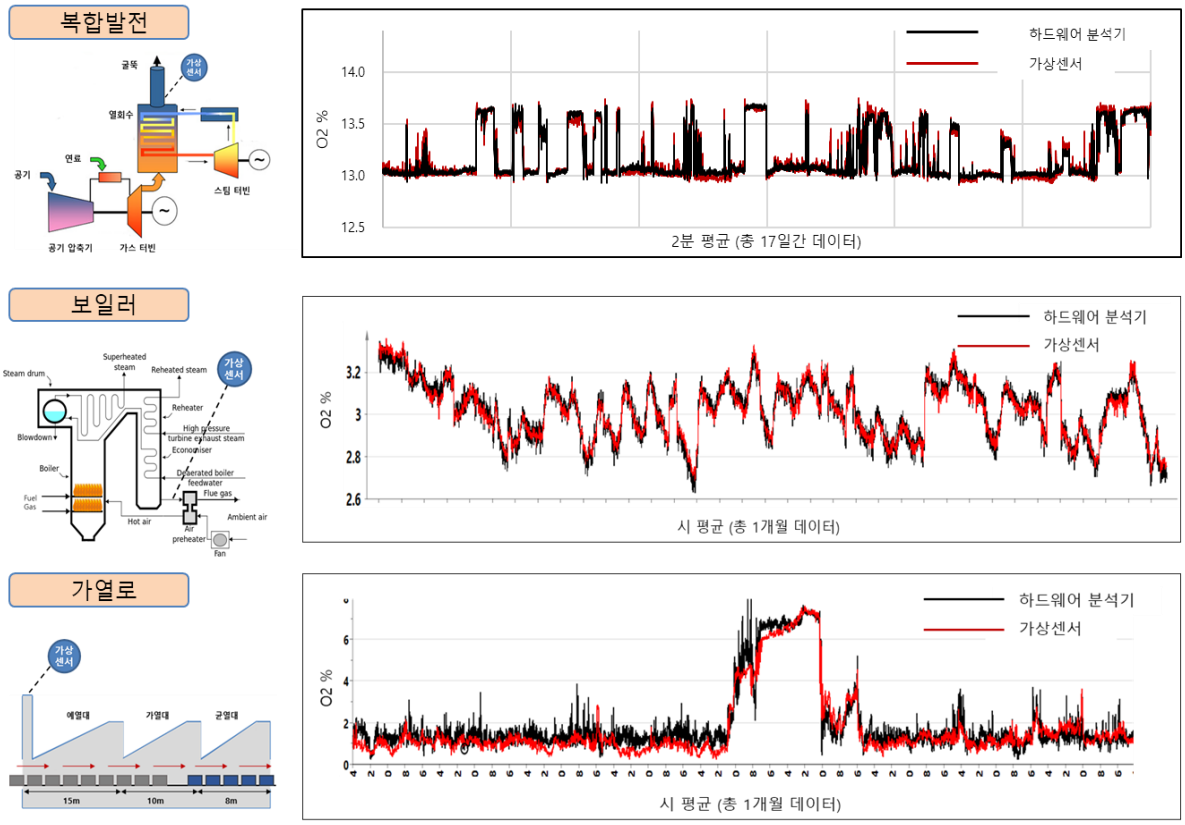

그림 10. 연소설비 및 배기가스 O2 가상센서 사례

끝.

Copyright 2019 by TechDas. All rights reserved.

고 성근
tjdrms5591@techdas.co.kr
㈜테크다스 www.techdas.co.kr
서울특별시 금천구 디지털 1 로 171, 410 호 (가산동, 가산 SK V1 센터) (우편번호: 08503)
Tel. 82 (0)2 865 1313 Fax. 82 (0)2 865 1311

Copyright 2019 by TechDas. All rights reserved.